人工智能技术赋能心理学研究的现状、途径及挑战

刘冬予[1]　　屠焯然[2]　　骆方[2]
[1]（北京师范大学认知神经科学与学习国家重点实验室 北京 100875）
[2]（北京师范大学心理学部 北京 100875）

摘要：人类已经进入人工智能时代，开展日益复杂的心理学研究亟需创新性的数据收集和处理手段，人工智能及相关技术能够进行生态化、动态、多元、精准的数据收集，并能够处理海量、多模态的数据，可以弥补传统心理学研究手段的不足。因此，与人工智能的结合是未来心理学发展的一大方向。同时，在心理学的智能化进程中也不能过度依靠数据驱动的研究方法。融合自上而下的理论驱动和自下而上的数据驱动手段在智能化心理学研究中也是至关重要的。

关键词：人工智能；大数据；多模态数据；机器学习；研究方法

The Status, Approach and Challenges of Artificial Intelligence-Empowered Psychological Research

LIU Dongyu[1]　TU Zhuoran[2]　LUO Fang[2]
[1](State Key Laboratory of Cognitive Neuroscience and Learning, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)
[2] (Faculty of Psychology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract:

Human beings have entered the era of artificial intelligence (AI), and it is in urgent need of innovative data collection and processing methods to carry out increasingly complex psychological research. AI and related technology can help collect more ecologically valid, dynamic, diverse, and accurate data, and analyze massive and multi-modal data, which makes up for the deficiency of traditional methods. Therefore, incorporating AI is a major direction of the future development of psychological research. In the meantime, it is also important to not rely too much on an AI-based data-driven approach. The integration of top-down theory-driven and bottom-up data-driven approaches is also crucial in intelligent psychological research.

Keywords: Artificial intelligence; Big data; Multimodal data; Machine Learning; Research Methods

心理学是一门研究人类心理现象及其发展规律和活动规律的科学。由于人们在工作、家庭、教育、健康、消费等现实场景下往往会有不同的心理加工过程及行为表现，心理学逐渐形成了工业与组织心理学、教育心理学、精神病理学、消费心理学等若干分支学科，以对不同现实场景下的人类心理活动规律进行探讨，既具有理论性又具有较强的实践性[1]。

目前，人类社会已经进入信息时代，人工智能技术的出现也带来了心理学研究内容与研究方法的革新。一方面，人工智能技术深刻改变了人们的生活、工作与学习方式，人类在享受人工智能带来的便利生活的同时，自身的心理的变化趋势与行为规律也在不断发生变化，人工智能场景下人类的心理现象变化正逐渐成为重要的研究课题。另一方面，人工智能技术也带来了研究方法和手段的革新，这些新技术手段推动了对人类认知规律的研究，带动了心理学领域的发展，在过去十年中已经产出了一系列令人兴奋的研究成果。

虽然，目前已经有一些研究开始针对不同的心理学领域的人工智能应用进行总结和分析，但这些研究大多聚焦于某一个心理学领域，并未系统的对各个心理学领域与人工智能的结合进行综合性评述。为了更全面的了解人工智能与心理学研究的结合现状、潜在问题以及未来发展方向，本文从更加宏观的角度系统梳理心理学各个分支的智能化研究现状、心理学和人工智能的关键结合点，并对目前存在的问题展开讨论，以推动心理学与人工智能技术的进一步统合，促进心理学研究的发展。

1 心理学分支学科的智能化研究现状

1.1 脑与认知神经科学的智能化发展

人工智能与脑认知神经科学研究关联甚密，两者间的相互作用对人工智能和心理学的发展都极为重要。人工智能对认知神经科学的助力主要体现在脑机接口(Brain-Computer Interface; BCI)技术中。BCI 是指利用电生理技术以记录细胞外电活动，从而实现与中枢神经系统通信的技术（细胞外电活动通常由神经膜之间的离子携带的电子势能差别导致）[2]。检测不同类型的大脑信号的方法可以分为侵入性和非侵入性[3]。理论上，BCI 可以快速地观测大脑结构和到大脑活动，并通过向特定脑区发射电信号，以影响大脑活动[4]，但在实际中很难实现。原因在于虽然细胞外电极可以获得大量大脑活动信息，但这些信息无法被有效地解码，因此我们无法利用这些信息对大脑活动做出精确判断[5]。产生这一问题的原因是我们对心理现象与大脑神经活动之间关联的理解并不充分[6]。而人工智能技术在解码和编码神经信号方面为我们提供了帮助[7]。随着人工智能与大脑测量手段的发展，连接人工智能与脑机接口的技术手段已经被视为用脑电信号控制外部设备的重要路径[8]。例如，Darestani 等人利用深度神经网络加工脑功能性磁共振成像(functional Magnetic Resonance Imaging; fMRI)，大幅提高了成像精度[9]。实验证明，人工智能技术可以在原本的 BCI 技术的基础上进行改进，以更清晰地呈现图像[10]。

基于对大脑结构与功能的研究，神经调控技术也是脑科学的一大领域，神经调控技术通过外部刺激改变大脑功能，目前主要应用在精神障碍和神经损伤的治疗中[11]。神经调控手段包括非侵入式和侵入式调控技术，已被证明在单相和双相抑郁症为主的精神障碍治疗中有可观的治疗反应率和疗效的维持程度[12, 13]。然而，传统的神经调控治疗无法针对不同个体进行个性化的调整，调控精度不高，且因为副作用而无法进行高强度的干预[14]。人工智能的介入一定程度上改善了这些状况。以斯坦福大学开发的加速智能神经调节疗法(Stanford accelerated intelligent neuromodulation therapy, SAINT)为例，SAINT 通过智能手段实现经颅磁刺激神经调控的个性化定位，从而针对不同的个体进行更为精确的刺激治疗。在智能算法的介入下，SAINT 同时实现了 50 分钟间隔刺激和高脉冲剂量，大大提高了神经调控治疗的效率[15]。临床双盲随机对照实验也证明了 SAINT 对抑郁症的缓解率高达 78.57%[16, 17]。SAINT 的成功也证明了智能化神经调控技术的优越性，为未来的临床神经调控技术发展指明了方向。

在心理治疗之外，人工智能在神经损伤患者的康复治疗中也起到了重要作用。以中风患者为例，许多基于 BCI 的治疗策略已经被开发出来恢复患肢的某些功能。侵入性和非侵入性 BCI 系统都曾被用于实现人类机械手臂的神经控制[18, 19]。其中，侵入式 BCI 允许患者在不同的自由度下控制运动，使他们能够做出更复杂、更有功能的运动，然而侵入式 BCI 也带来了手术风险。而使用非侵入性系统的方法只能提供有限的控制，且大多数复杂的运动依赖于人工智能[20]。例如，Nurse 等人利用随机机器学习技术对 BCI 采集到的运动相关的神经信号进行了分类，对不同运动相关神经信号的分辨准确度达到了 78.9%[21]。重要的是，他们的分类器不需要依赖于使用广泛的先验数据来训练 BCI。在柏林 BMI IV 2008 数据集上，他们的算法优于其他方法，在从脑电图信号衍生的数据集上测试时，显示出了高水平的分类准确性[21]。人工智能和计算机深度学习的发展将以前所未有的速度提供新的解码神经信号的方法，为更高效的 BCI 发展提供基础。

1.2 智能化社会心理学

社会心理学是一门研究个体的思想、情感和行为如何受到他人及内化的社会规范的影响的学科。社会心理学家通常将人类行为解释为心理状态和社会情境作用的结果，研究思想、情感和行为发生的社会条件，以及这些变量与社会互动间的影响机制[22]。

传统的社会心理学研究常用自陈量表作为测评工具来研究群体的态度和情绪等因素。然而，这种研究往往对被试的配合程度要求很高，且无法满足及时性的需求，会受到记忆偏差和社会称许性的影响，甚至会给参与者带来额外的负担[23]。而基于人工智能对社交媒体的研究为解决这些问题提供了新的思路。借助社交媒体中产生的文本与行为数据（如帖子、评论和回复）度量用户的情绪、文化价值观和行为意图已在多个不同语言背景的国家中实现，且具有较高的有效性与优越性[24-26]。例如，中国的研究人员通过对四年内超过两万条微博帖子的语言分析，分析了中国人对抑郁症病耻感态度的发展变化。结果表明，尽管人们对抑郁症病耻感的态度一直存在，但人们对抑

郁症患者的社会支持呈上升趋势[27]。在国外，也有研究人员通过 Twitter，Instagram，Facebook 等社交媒体平台和 Google 的检索数据实现对群体幸福感进行动态监测[28, 29]。

在群体情感与观念态度之外，社会心理学研究也致力于研究人类的行为模式。传统的社会行为研究往往通过在实验室或真实环境下制造一些人工场景，来探索在不同社会环境对人类行为变化的影响。这类经典的研究包括 Zimbardo 等人的斯坦福监狱实验[30]、Milgram 等人的电击实验[31]和 Asch 等人的线段判断实验[32]等等。传统的社会行为研究往往需要大量人力来创建场景，被试数量有限，且有伦理风险[33]，而人工智能深度学习算法的发展为这些问题提供了一个解决途径。深度学习提供了一种训练人工智能在给定一组输入的情况下预测输出的方法。虽然与传统的机器学习技术相比，深度学习需要更少的数据预处理，但它需要庞大的数据集和大量的计算能力。借助大量的数据，深度学习模型就可以相当准确地预测人类行为。以“predict vision”实验为例，在学习了超过 600 小时的 YouTube 视频后，深度学习系统能够预测 43%的人类交互行为，包括拥抱、亲吻、握手或击掌[34]。除了在对社会行为进行预测之外，人工智能也开始被用于社会行为机制的研究中[35]。在未来的社会行为研究中，利用深度学习技术对大规模人类交互行为进行学习将会被更加广泛的应用，尤其是在传统实验设计难以开展的情况下。

除了研究社会现象，人工智能也被用来对社会心理机制进行研究。例如，Pan 等人借助微博账号“人民日报”发帖下的 105,536 条评论，对疫情背景下的群体情绪的变化进行研究，并具体分析疫情中不同因素对群体情绪的影响，包括疫情情况、恐惧和对政府的信任程度[36]。通过人工智能技术对互联网大数据进行挖掘，社会心理学研究可以进一步为公共政策的制定提供线索。例如，F. Huang 等人通过对 108,914 个微博账号在疫情期间发帖内容的分析，研究了不同因素对防疫态度的影响[37]。研究结果发现，通过提高集体主义态度来加强国民防疫意识是最佳的手段，而加强人们对疫情的恐惧反而可能有负面效果。

这些研究已经证明了基于大数据和自然语言处理技术的社会心理学研究在样本量、及时性、生态效度等方面的优越性，也证明了智能化社会心理学研究在社会实践中向应用转化的潜力。

1.3 智能化消费心理学

消费心理学是社会心理学的一个重要分支，它与商业行为紧密相关，主要研究顾客对产品和服务的选择、购买、使用和丢弃的过程。在商业世界中，消费者心理学研究能够帮助公司改善他们的产品、服务和营销策略，以促进销售，对企业经营活动具有重要的指导作用[38]。营销领域是人工智能最重要的应用领域之一[39]。通过人工智能对消费者的消费行为进行预测并提出影响消费行为的方法渐渐成为各大企业和消费心理学研究领域重点发展的方向。

随着商业的互联网革命兴起，产品消费的数据越来越容易被记录与留存，企业管理者通过对这些数据的分析能够更好地制定贴合消费者需求的管理策略。然而互联网数据的海量性、密集性、高度非结构化等问题使得传统的数据分析方法很难用于这些数据中。而人工智能算法是对这类数据进行分析的有效途径。目前，消费心理学研究者已经开始使用人工智能算法来预测消费者行为。

其中，利用人工神经网络对客户互联网行为数据进行分析并预测消费行为的应用最为广泛，且已取得了较好的研究成果[40, 41]。例如，Prasad 和 Ghosal 利用人工神经网络对消费者的消费行为大数据进行建模，实现对消费行为的预测[42]。而 Yin 等人利用人工智能分析数据预测了消费者对汽车的消费行为，发现人工智能模型的预测准确性比基线模型高 14%[43]。这些研究均证明人工智能在消费心理学研究中的重要作用。结合人工智能技术的研究成果将为企业产品设计和营销策略制定提供重要参考。

除消费者行为预测之外，客户消费行为影响因素研究也是消费心理学的研究重点。在增加销量、减轻决策风险、提高客户满意度和客户忠诚度等方面，人工智能的参与程度也越来越高[44]。借助人工智能技术，企业可以收集广泛的信息用以评估客户需求，以确保向他们提供个性化的优质服务。利用人工智能技术的数据分析结果也有助于电子商务平台了解现有和潜在客户购买行为的影响因素[45]。除此之外，在人工智能技术的帮助下，电商从业者也能开辟新的商业思路来满足消费者的需求，并跟上不断变化的偏好和选择[46]。例如，电商平台通过人工智能技术对用户进行画像从而针对不同用户进行个性化的产品推荐已被证明可以显著提高产品推荐效率[47, 48]。通过人工智能基于目标用户的画像对产品进行定价也被发现可以影响用户对价格是否合理的判断[49]。社交媒体内容分析技术也可以加强用户细分和用户分析，从而确定对不同用户的最佳推送方式，或通过在线评论建立产品的品牌声誉[50]。

除此之外，结合人工智能技术的新型销售方式逐渐出现，并被证明会对消费者的行为产生影响。例如，Kliestik 等人发现使用人工智能助手进行购物可以塑造消费者的行为[51]。Ameen 等人也进一步发掘了将人工智能技术与虚拟现实和可穿戴设备等技术结合，提高用户体验从而影响消费行为的效率[52]。这些研究共同证明了人工智能对消费行为研究的促进效果，和对消费行为本身的影响。

1.4 智能化精神病理学

精神病理学是研究精神障碍的原因、发展、过程、分类和治疗的学科。精神病理学对精神障碍的研究在临床上的预防、诊断和治疗中都至关重要。传统的精神病理学研究需要通过大样本长期追踪的纵向研究，来证明不同因素与精神障碍形成与发展之间的因果关系和影响机制[53]。近些年人工智能给精神病理学带来了新的发展。

人工智能在精神病理学中的一大贡献是有关基因的研究。精神病理学研究基于多基因风险评分(polygenic risk score)同时研究多个基因对精神障碍的共同影响，并对包括抑郁、焦虑、双相情感障碍在内的多种精神障碍的遗传风险进行分析[54, 55]。不过，这些研究手段无法对蛋白质编码外的遗传变异的影响进行研究，因此也难以进一步推动全基因组精神病理学的发展。通过人工智能机器学习技术，Xiong 等人构建了一个计算模型。该模型以 DNA 序列为输入，并应用一般规则来预测人类组织中的基因剪接。该模型提供了非常准确的硅预测序列变异对 pre-mRNA 剪接的影响，包括它们对各种人类病理的影响。该模型可以用于研究各种精神障碍，并确定常见的、罕见的，甚至

是自发基因变异的结果。在这项研究中，这项人工智能计算模型通过基因剪接变异对自闭症进行了预测，准确率达到 85%[56]。基于人工智能算法，研究人员也开始通过结合基因影响和神经生理标记共同建模对包括智力障碍 (ID)、自闭症谱系障碍(ASD)、癫痫和更广泛的神经发育障碍在内的精神障碍的形成机制进行更完备的表述，并对精神障碍进行更准确的预测[57]。

在基因之外，人工智能技术同样带来了心理健康检测方式的革新。结合人工智能技术利用电子健康记录(Electronic Health Records)的心理健康检测方式突破了传统纵向研究数据收集时间点单一等问题，有望实现对心理健康更精确的诊断[58]。同时基于电子健康记录能够根据被试不同的健康记录实现对不同被试进行个性化的测量，而非在同一时间测量所有被试的心理健康状况。因此，相较于传统的检测方式，结合人工智能技术与电子健康记录对心理健康状况的测量会更加动态、全面且准确。另一方面，传统的心理健康分析建模通常依赖于劳动密集型的工作，如专家分析等，由此产生的模型在不同数据集或人群之间的泛化能力往往有限[59]。基于庞大的电子健康记录数据集，利用深度学习算法能够揭示更具泛化性的病理学因素之间的关联[58]。例如，Nemesure 等人利用深度学习技术分析电子健康记录，研究了医疗健康相关指标对抑郁症和焦虑症的预测作用[60]。也有研究人员也利用长时间的电子健康记录数据发掘了自伤行为的预测指标[61, 62]，并将自杀行为预测的准确率提升到了 85%[63]。这些研究的成功都不断证明着通过利用人工智能技术对散乱的电子健康记录数据进行分析来研究精神病理学问题的优越性。

同时，在传统的预测指标之外，被试在日常生活中的语言、写作文本等自然语言指标也被加入到了精神障碍预测的指标中。通过包括电子健康记录和自然语言指标的共同建模，研究人员也对 46 项心理症状进行了广泛的预测。在患有严重心理疾病的患者中，症状的预测程度达到了 87%[64]。在与电子健康记录结合的研究之外，研究人员同时利用自然语言处理技术通过社交媒体平台的自然语言大数据对人们的心理健康状况进行的研究[65]。在 Twitter 和 Facebook 等社交媒体平台上，研究人员在十年前已经通过自然语言处理分析发帖内容对多种精神障碍进行了预测，并发现 Twitter 上的负面情绪语言与美国官方自杀统计数据密切相关[66, 67]。近几年的发展中，研究人员也在利用自然语言处理技术通过 Instagram 社交媒体数据对心理健康进行广泛的监测[68]。在微博平台上，研究人员对微博用户的家庭暴力经历和心理健康状况进行测量，并发现了家庭暴力经历对心理健康的多方面影响，包括高抑郁倾向、自杀意志和低生活满意度[69]。在新冠疫情期间，研究人员也利用微博数据对群体心理健康进行了监测，并对影响心理健康的因素进行了分析[70]。多项研究已经证明了利用社交媒体大数据和人工智能自然语言处理技术对心理健康监测和精神障碍形成机制进行研究的可行性[71]。

1.5 智能化心理测量学

心理测量学是心理学中有关测量理论和技术的研究领域，旨在对无法直接观察到的潜在构念进行测量，包括智力、人格、精神障碍和教育成就等。基于个体在测试中的表现和对量表的作答，心理学测量学通过构建包括多种指标的数学模型来推断这些潜在构念[72]。

传统的心理测量学往往依靠基于纸笔或计算机形式的心理测验对特质进行测量，这些测验被广泛应用于各种情景中。例如被广泛应用的大五人格测验[73]， PHQ-9 抑郁症筛查量表[74]和用于测量认知灵活性的 Stroop 任务等。然而，目前几种形式的心理测验都存在一些缺陷。首先，对于心理健康、人格和态度等常常采用自陈量表方式来测评。自陈量表依赖被试的自我评价，而个人的自我印象往往并不能完全准确地反映事实[75]。在一些需要被试回忆生活场景的题目中，被试的作答也会受到记忆偏差的影响[76]。另外，在职业选拔等高利害场景下或在回答一些社会观念中非主流的题目时，被试往往受到社会称许性偏差影响，导致有意识或无意识的虚假作答[77]。其次，传统的认知测量往往采用高度结构化的测验任务，与真实问题解决场景脱节，生态效度低，无法准确预测在真实生活中的表现[78, 79]。

基于真实生活中的数据采用人工智能技术实现对个体心理特质的评估是突破传统测评局限的重要手段。目前,使用大数据进行人格测量的初步研究工作主要是在计算机科学领域进行的，通过结合心理学理论构建预测模型，这个新兴的研究方法已经从各种数据来源中提取出许多心理特质的大数据预测因子。例如，通过 Twitter 平台，Wald 等人使用机器学习通过用户主页个人资料信息预测了用户的大五人格类型[66]。在社交媒体数据之外，智能手机的使用数据也可以被用来进行心理测量。例如，Jacobson 等人利用深度学习算法对智能手机记录的社交活动数据和运动数据进行合并建模，对社交焦虑进行了动态监测，准确率达到了 70%[80]。在智能手机之外，利用人工智能算法进行多模态的数据提取和分析也是近年来的一大趋势。例如，利用智能化的语音分析技术，Polzehl 等人利用语音特点预测大五人格，结果与目标人格类型高度一致[81]。在语音之外，面部识别也能为心理测量带来不同的指标。研究人员通过人工智能算法拾取个体面部视频中的肌肉活动和面部轮廓信息分析表情变化并建模实现了对抑郁症的诊断[82]，而结合语音和面部特征的预测模型对创伤后应激障碍诊断的准确率达到了 90%[83]。另外，结合物联网技术的虚拟现实(VR)技术，研究人员也得以在更具生态效度的场景下通过多模态数据测量认知能力。例如，Plotnik 等人结合 VR、认知测量范式和动作捕捉数据对执行功能进行了高生态效度的多模态数据评估[84]。这些研究都为智能化的心理测量发展指明了方向。

2 心理学与人工智能的关键结合点

心理学是基于实证研究的科学。在人工智能时代，数据存储和分析手段为心理学扩大了数据半径，以及丰富了从数据中挖掘规律的方法。因此，任何心理学的分支学科在与人工智能结合的智能化发展中，都是从数据收集和数据分析两个角度切入的，呈现出了相似的发展路径，下面将详细介绍心理学和人工智能在数据采集和分析上的关键结合点，目前的智能化心理学的研究都是在一个或多个结合点上有所突破。

2.1 智能化的心理学数据收集

在心理学研究中，数据收集是很重要的过程。随着传感技术的飞跃发展，人工智能研究得以延伸到多样的现实场景，心理学研究中的数据收集也得以脱离依赖于传统的实验室场景或自陈量

表获取数据的方式。在智能化的心理学研究数据收集过程中，更多的精力被投入到了如何以更具生态效度的方式进行更精准的数据收集。在智能算法的辅助下，无论是虚拟场景中的数据收集还是日常生活中的实时监测都成为了可能，数据收集的精度以及丰富程度也都有了长足的进步。

2.1.1 虚拟现实技术支撑的拟真场景数据

虚拟现实(virtual reality, VR)技术的发展能够为心理学构建更加仿真的现实场景，为解决传统测量范式的弊端带来了帮助。借助拟真场景，同时利用智能算法分析在任务中收集的被试行为数据，研究人员在干扰刺激可控的情况下提高了被试在测量环境中的唤醒程度。例如，研究人员已经借助 VR 技术在虚拟公寓和驾驶场景中进行了 Go/no-go 和 Stroop 任务[85, 86]，在虚拟沙滩等场景中测试了认知灵活性[87, 88]，在虚拟购物场景中测试了计划与前瞻性记忆[89]，在虚拟城市等场景中进行了多任务处理测试[90]。然而，尽管类似的研究复刻了真实场景，但测评范式仍然是基于传统实验室范式的变化，测量内容不够生活化，其生态效度依然不够理想。针对此类问题，一些团队也利用 VR 设计了更生活化的测量方式。例如，Besnard 团队在虚拟厨房中利用制作咖啡的各种步骤测量了被试的执行功能[91]。温州大学的龚燕团队也设计了三个虚拟的城市场景，通过拟真的城市漫步过程测量了空间认知能力[92]。在此之上，更加复杂的 VR 场景也被设计了出来，可以在同一生活场景中测量多种认知能力。例如，在 2019 年被美国 FDA 认可的 Virtual Reality Functional Capacity Assessment Tool (VRFCAT)做到了在 VR 场景下利用生活化的任务测量 12 项不同的认知能力[93]。在认知测量之外，VR 技术也可以被应用在其他心理特质的测量中。例如，De-Juan-Ripoll 等人利用虚拟现实场景，在被试与场景交互的过程中同时记录被试的行为指标和各项生理指标，预测了与风险决策相关的大五人格[94]。而 Dechant 等人也通过 VR 场景中被试与虚拟人物的交互特点测量了社交焦虑症状[95]。

这些研究不断证明了利用 VR 技术开发更具生态效度的心理特质测评系统的可行性。然而，VR 的使用也带来一系列新的问题。例如，基于 VR 的测量相较于传统的测量范式具有较高的上手难度，从而可能会降低被试在测量中的表现[96]。其次，现有的 VR 测量系统在人机交互上依旧不够成熟。例如一些 VR 中的动作依旧需要利用鼠标或操纵杆来完成[91]，这也降低了测量的效度。除此之外，利用 VR 的认知测量增加了测评时长[89]。过长的测量时间会增加被试的疲惫和厌烦，导致注意力的下降和认知疲劳，从而导致测评结果失真。因此，未来的研究也应从实验设计和硬件开发的角度上针对这些问题提出进一步的解决方法。

2.1.2 智能手机记录的真实生活行为数据

随着科技产品的普及和迭代，人们日常生活中的数据也越来越容易被记录与留存，结合这些数据有望提高心理学特质测量的生态效度。Chittaranjan 等人在 2013 年就开始利用诺基亚手机研究如何利用手机应用程序的使用偏好来预测大五人格[97]。而随着智能算法的发展，智能手机能够记录的使用数据也越发丰富。例如，Ai 等人通过智能手机的 GPS 定位数据确定日常空间行为模式，对大五人格进行了预测[98]。普林斯顿大学的研究团队进一步通过智能手机上的社交行为、音乐消费、应用程序使用、移动性、整体手机使用频率、昼夜使用比例这六项指标对用户的大五人格进行了

测评，准确性达到 40%[99]。在人格测量之外，通过智能手机留存数据对心理健康进行监测也具有较高的准确率。例如，Jacobson 等人利用深度学习算法对智能手机记录的社交活动数据和运动数据进行合并建模，对社交焦虑进行了动态监测，准确率达到了 70%[80]。此外，目前市面上也出现了越来越多针对精神障碍的应用程序，其中一些也被临床试验证明可以有效监测或改善某些精神障碍的症状，如焦虑、压力、酒精滥用、睡眠障碍、抑郁、自杀行为和创伤后应激障碍[100]。

2.1.3 智能算法提升的大脑活动信号数据

脑科学在心理学中的重要性近年来也变得越发重要，研究人员对脑电、脑成像的精度和效率也有了更高的要求。由于脑的个体差异，人工智能算法对于脑成像结果的矫正为心理学研究提供了重要支撑。当进行脑信号获取时，采集工具的内部参数不断地提供给人工智能算法，包括脉冲持续时间和振幅、刺激频率、设备的能量消耗、刺激或记录密度以及神经组织的电特性[101]。在接收到信息后，人工智能算法可以识别数据中有用的部分和逻辑，然后同时产生预期的功能结果[7]。此外，基于深度学习算法，分子神经成像获得了很大发展。其中，卷积神经网络作为深度学习的子集在智能化脑成像中的运用范围最广。在正电子发射断层扫描(PET)和单光子发射计算机断层扫描(SPECT)的脑成像中，机器学习算法可以被用于提高成像质量，减少扫描时间，以及在神经退行性疾病的脑成像进行不同疾病的成像分类[102]。例如，研究人员通过卷积神经网络强化 PET 脑成像，显著增强了图像去噪效果，提高了成像质量[103-105]。通过深度学习算法，研究人员也得以对有缺失的 PET 脑成像进行图像补全[106]。在 PET 成像之外，人工智能也为磁共振(MRI)成像提供了帮助。在智能化 fMRI 的研究中，多体素模式分析(Multivoxel pattern analysis; MVPA)被认为是一项很有前途的机器学习技术，目前主要被用来研究包含在分布式神经活动模式中的信息，以推断大脑区域和网络的功能作用[107]。基于 MVPA 算法进行的大脑活动模式识别和神经反馈(DecNef)解码也为进一步更精确的确定大脑活动模式打下了基础[108]。同时，人工智能技术可以通过提取更少的数据来提高 fMRI 成像的速度，增加效率。在脑成像中使用人工智能重构技术可以让被试或临床患者体验到更快的成像过程，图像受被试活动干扰的可能性也可以降低。医院和研究人员也可以缩短患者与被试的等待时间从而接收更多患者或收集更多数据，而成像的质量依旧有所保证[15]。从目前的发展趋势来看，智能化脑成像在实际应用上的可操作性会越来越高。在日后的研究中，人工智能算法参与脑成像的应用可能会日渐成为主流。

2.1.4 基于物联网和可穿戴式设备的全方位传感数据

传统的心理学数据收集方法能够收集到的数据类型较为单一，而测评较少结合行为数据和生理学或神经生理学指标进行综合分析，对心理学特质的测量不够准确。而物联网(IoT)技术的发展为我们提供了融合多种数据的解决方法。物联网是具有传感器、处理能力、软件和其他技术的物品通过通信网络与其他设备和系统连接并交换数据的技术[109]，它为在相同时间轴上同时收集多种数据提供了方法。随着物联网技术的发展，研究人员已经开始尝试通过多种传感器收集数据以测量心理学特质。例如，在认知测评中，Debie 等人利用物联网技术同时测量眼动和脑电数据，以此更加准确地测量认知负荷[110]。除此之外，通过物联网对教学进行实时监测也让教育评价变得更加

动态深入。例如，Goldberg 等人同时收集注视、头部姿态、面部表情等数据，在教室环境中对每一个学生在教学过程中的专注程度进行了实时监测[111]。在未来的研究中，利用物联网技术在任务过程中实时收集多模态数据对心理学特质进行多方位的测评，也是迈向更精准的心理测评系统的路径之一。

在物联网技术发展的同时，可穿戴设备进一步为心理学数据收集提供了更具生态效度的多模态数据测量方法。目前，可穿戴式设备在心理学的应用主要在心理健康领域。智能化可穿戴式设备的应用可以在日常生活中为心理健康评估提供丰富的数据类型，包括心率变异性、皮肤电导和运动数据等。心率变异性和皮肤电导水平都是测量个体压力状况的重要指标[112, 113]，也被证明是测量精神障碍水平的有效指标[114, 115]。例如，Kleiman 团队开发的 Empatica E4 智能手表实现了通过收集皮肤电和心率数据实时监测和预测自杀意念，而且实验也证明了其在日常生活中使用的可行性[116, 117]。而通过智能可穿戴设备收集运动数据，研究人员也实现了对包括抑郁和注意力缺陷多动症在内的精神障碍的动态监测[118, 119]。这些智能化心理健康监测技术不仅可以在生活中实时监测个体的心理健康状态，引导个体在有精神障碍风险时即时寻求专业帮助，在临床诊断中也有潜力可以成为辅助诊断的一环，为诊断提供日常生活中的心理健康数据，提高诊断的准确性。同时，利用可穿戴设备测量的生理数据在认知心理学研究中也有潜在益处，例如在任务过程中实时监测应激状态等影响认知能力的指标，而心率变异性等生理指标也可以被用来反应认知功能。例如，较高的高频心率变异性与更好的认知表现有关，而较低的高频心率变异性与认知障碍有关。心率变异性也被认为是可靠的反映认知功能的指标[120, 121]。在未来智能化的心理学研究中，如何利用物联网和可穿戴式设备收集多模态数据从而更精确的抽取心理学指标也是一大发展方向。

2.2 智能化的心理学数据分析

数据分析也是心理学研究的重要组成部分。在心理学的智能化进程中，越来越多的研究证明人工智能在拓宽心理学研究的数据分析方法方面有着重要作用。其中，深度学习技术在数据分析方面为心理学家提供了强大的支持。通过试图模拟人脑行为以便从大量数据中“学习”，深度学习已经对许多数据分析应用产生了深远的影响，如语音识别、图像分类、计算机视觉和自然语言处理等[122]。人工智能技术在心理学研究中的应用也能让我们从数据中提取人类专家无法识别的信息，从而为心理学研究提供更加细致的指标变量。

2.2.1 大数据支撑的数据驱动研究

人工智能的发展得益于数据的快速积累。大数据的特点是数据量大、变化大、种类多、高价值和真实性[123]。众所周知的大数据场景是社交媒体，如 Facebook、Twitter 和微博[124]。这样的数据是实时创建的，而且数据量每天都在增加。这些社交媒体网站生成的数据主要以文本、图像、视频和文档的形式出现。此外，如精神病理学研究中用到的电子健康记录也属于大数据的范畴。大数据挖掘和分析技术被用于处理使用传统数据库分析技术无法处理的海量数据。通过大数据分析，智能化的心理学研究也产生了新的研究模式。在传统的心理学研究中，心理学研究人员经常使用

理论驱动的方法来解释经验数据(即，事情是如何发生的)，而不是仅仅描述它们(即，发生了什么)。以理论为基础的方法增加了心理学家对心理过程中的因果关系和社会现象的潜在机制的理解。然而，随着机器学习等数据驱动方法的大数据研究的出现，心理学研究也开始采用自下而上的数据驱动方法对人的行为或特质进行预测[125]。

早期心理学大数据的研究主要关注社交媒体积累的大量文本数据，心理学家可以通过大量的互联网发帖内容预测心理学指标和群体的心理学现象。例如，Zheng 等人利用分析了 2010 至 2019 年间的共 1,813,218 条微博帖子，对中国人对同性恋群体的态度变化进行了研究。结果表明，微博用户在十年间越来越支持和接受同性恋者的权利[126]。而通过对 108,914 条微博内容的文本分析和文本编码，Xu 等人对八种情绪进行了测量，包括喜悦、期待、爱、愤怒、焦虑、厌恶、悲伤和惊讶，并开发了情绪词典，为之后的社交媒体大数据情绪研究打下了基础[127]。这些研究都证明了大数据在自下而上的心理特质预测中的实用性。在大数据预测的同时，由于大数据的动态记录的特点，大数据发掘技术也可以帮助我们对心理因素的发展趋势进行机制研究。例如，Tung 和 Lu 通过自然语言处理研究了公共事件对人群抑郁症状发展趋势的影响[128]。而在基于微博的研究中，Cheng 等人利用文本分析技术对 600,000 条微博帖子进行分析，并结合新型冠状病毒疫情状况的时间变化对群体幸福感进行了研究，并发现了居住环境对幸福感的显著影响，并且这种影响在疫情期间更强[129]。在社交媒体数据之外，基于电子健康记录，深度学习算法也可以揭示利用传统数据分析方法难以发现的病理学因素之间的关联[58]。例如，Nemesure 等人利用了人工神经网络对电子健康记录大数据进行分析，发现了医疗和生理健康指标对抑郁症和焦虑症的影响[60]。

2.2.2 基于自然语言处理技术的文本数据分析

自然语言处理主要研究计算机和人类语言之间的交互，特别是如何通过编程来处理和分析大量的人类语言数据[130]。自然语言处理中的文本分析技术能够将非结构化文本数据转换为有意义的数据以便进行后续分析[131]。以往心理学家对文本的分析能力是较弱的，仅能进行人工的主题分析，分析结果往往受到主观偏差的影响[132]。而通过自然语言处理中的文本分析技术对文本内容进行分析可以在很大程度上避免主观偏差。同时，自然语言分析也不止关注于文本中传达意义的内容，它也可以通过对被试的语言表达方式或词汇选择的分析反应传统心理测验中无法准确体现的潜在心理变量。例如，Sumner 等人利用自然语言处理技术分析了用户在 Twitter 上发帖的语言使用特点，并以此预测了用户的暗黑人格特质[133]。

在自然语言分析中，潜在语义分析(Latent Semantic Analysis)在心理学研究中也有显著的作用。潜在语义分析旨在探索词语背后的潜在关系，它不是基于词典的定义，而是参考词语的使用环境来进行分析[134]。由于潜在语义分析对潜在信息发掘的特点，在对相对内隐的、潜在的心理学特质的测量中大有可为。例如，Kwantes 等人要求被试基于不同的场景进行写作，并利用潜在语义分析对被试的写作内容进行了分析，并预测了被试的大五人格特点[135]。通过对互联网上的话题讨论内容进行潜在语义分析，Dasigi 等人也对被试的内隐态度进行的测量[136]。

2.2.3 结合语音数据的心理特质分析

在语言内容之外，语音语调也可以反映个体心理特质[81]。传统的语音分析主要通过人工对语音谱参数进行提取并进一步统计分析，而人工智能语音分析技术对比传统的语音分析方式能够把更精细的语音变化和更多元的语音特点纳入到分析范围中，为心理学研究提供更精细和丰富的分析结果。例如，Guidi 等人利用人工智能语音分析技术对语音的基频和音质进行了分析，并发现其与大五人格的显著相关关系[137]。语音分析算法也逐渐被运用在了临床精神障碍监测中。研究人员利用语音分析算法和音频识别设备在临床环境中收集被试的语音信息，对被试语音的语速、音调、连贯性的特征进行建模，以此识别抑郁症和双相情感障碍，准确率达到了 73.33%[138, 139]。在此之上，通过深度学习算法大量学习精神障碍患者的访谈数据也能进一步提高利用语音数据识别抑郁症的准确率[140]。然而，语音容易被话语内容等因素影响，继而影响人格预测的准确性[137]。未来的相关研究还需要更精细的语音特征提取，提取

受话语内容影响更稳定的指标。

2.2.4 计算机视觉技术驱动的心理学研究

计算机视觉也是人工智能的一大重要领域。通过图像识别技术，人工智能可以为心理学研究提供人工无法仔细分辨的视觉信息，并通过分析视觉信息实现对心理学特质的预测。目前在心理学中广泛的视觉分析包括面部识别、姿态分析、动作分析、眼动分析等。

面部特征与心理学特质的之间的联系在之前就已经被传统的心理学研究证实[141]。而视觉分析技术让面部特征的分析变得更加细致。例如，Setyadi 等人利用人工神经网络分析五官的特征，预测了四种基础人格气质类型（多血质，胆汁质，抑郁质和粘液质）[142]。而 Kachur 等人通过人工神经网络分析了来自 12,447 名被试的 31,367 张照片，对被试的大五人格进行了测评[143]。然而，尽管这些实验不断证明着利用人工智能分析面部特征进行人格测评的可行性，但目前的测评准确率还不足以实际应用。未来的相关研究还需要细化面部特征，以提高测评准确性。

步态识别是视觉分析在心理学中的另一应用，主要应用在精神障碍测量中。例如，通过人工智能算法分析精神障碍患者的步态数据，Zhao 等人区分了焦虑和抑郁患者，准确率达 64%-74%[144]。而 T. Wang 等人通过步态数据区分抑郁症患者和普通被试，准确率高达 93.75%[145]。

除此之外，眼动数据分析也是目前心理学研究中常用的分析方法。眼动数据已被视作工作记忆[146]、注意力[147]等基础认知功能的有效测量指标。同时，眼动数据也被用来测量一些复合或高阶的认知功能[148, 149]。借助深度学习算法，研究人员实现了基于眼动数据对自闭症诊断[150]。在教育监测中，Deng 和 Wu 也利用深度学习算法对学生的眼动注视进行了分析，实现了对教学过程中学习者注意力的实时监测[151]。除此之外，视觉分析算法也可以被用来处理人类交互视频，对人类社交行为进行研究。以“predict vision”实验为例，在学习了超过 600 小时的 YouTube 视频后，深度学习系统能够预测 43%的人类交互行为，包括拥抱、亲吻、握手或击掌[34]。

2.2.5 多模态数据联合建模分析

人工智能技术提高心理学领域中对不同类型数据进行分析的能力，使得合并多种类型数据进行协同建模成为可能。在多模态数据协同建模分析中，利用卷积神经网络可以实现不同类型数据

的特征对齐，建立多模态特征的映射关系，对多模态数据进行特征融合。在实际应用中，结合物联网可穿戴设备采集的数据，人工智能算法可以同时处理可穿戴设备采集的语音、文本、生理指标等多模态数据并进行建模分析，实现对心理特质更精确的预测[152]。在认知功能的预测中，多模态数据综合建模能够更精确地对认知水平进行评价。例如，Niemann 等人利用深度学习算法综合皮肤电和传统认知能力测量范式的任务完成情况建模，对被试的认知受损程度进行了更精确的测量[153]。Plotnik 等人结合认知测量范式和动作捕捉数据进行建模也实现了对执行功能的精确评估[84]。相较于传统的自我报告式评价，利用卷积神经网络进行多模态数据建模也能最大程度上减少自我报告带来的偏差，在提高测评效率保证良好的测评精度。例如，在人格测量中，研究人员利用卷积神经网络对虚拟现实任务中的眼动数据、皮肤电数据和行为数据进行综合建模，对人格的预测准确率达到了 75.4%[94]。而在精神障碍测量中，结合语音和面部特征的预测模型对创伤后应激障碍诊断的准确率达到了 90%[83]。在心理治疗的反应率预测中，基于人工智能的多模态数据建模也大有可为。例如，Fleck 等人合并 fMRI 和 H-MRS 数据建模，预测双向情感障碍对锂元素药物的短期反应率，准确性达到 80%[154]。合并抑郁水平、人口学指标、创伤后应激障碍并发症、神经症症状数据建模，预测抑郁症患者对抗抑郁药物的反应率，准确性达到了 71%[155]。Brodey 等人结合多项临床指标建模，对精神分裂症患者治疗结果进行预测，准确性达到 76.5%[156]。除此之外，对比研究也证明，通过结合多种神经成像、遗传和临床指标进行多模态数据建模预测不同治疗手段对特定患者的治疗效果准确率更高[157]。

3 心理学智能化进程的挑战

3.1 数据驱动研究的局限性

尽管一系列实验已经证明利用人工智能大数据等技术研究心理学的可行性，但单纯使用自下而上的数据驱动方法可能也会造成结果偏差。目前，智能化心理学的研究大部分还是在计算机科学领域中从技术角度开展的，而由心理学专业的研究人员主导的研究还不多。因此，目前大部分研究的一大问题在于缺乏从心理学理论角度出发的研究假设和实验设计。而这样的缺陷可能会导致在数据收集的过程中对相关变量的控制不足，数据信噪比低，研究结果可信度与可重复性差。例如，Mitchell 等人通过 Twitter 对人群幸福感的研究因为对相关人口学变量的控制不足导致了结论的偏差[158]。另一个例子是， Ginsberg 等人使用机器学习 Goolge 的五千万条搜索记录中选择了 45 个搜索词，并开发了一个病毒传播的预测模型[159]。然而，研究人员后来发现，该模型完全忽略了非季节性流感，这表明它预测的是季节性的，而不是实际的流感趋势[160]。在这个典型案例中可以看到完全依赖数据驱动并不足以取得正确的研究结论，自上而下的理论驱动是心理学研究中不可或缺的重要部分。

在未来的研究中，研究人员应依据严谨的心理学理论与研究设计对数据进行采集，以增加数据的信噪比，提高数据的价值。在数据分析过程中，也应当基于一定的研究假设进行针对性的分析和挖掘。即在心理学的研究框架下，引入大数据的收集和分析方法，而非直接采用人工智能分

析方法来解决心理学中的研究问题。例如，Elragal 和 Klischewski 提出了轻量级理论驱动大数据分析方法(lightweight theory-driven approach)，在保护分析过程免于纯数据驱动研究可能导致的偏差的同时，给数据挖掘一定的自由空间。在轻量级理论驱动大数据分析中，可以在收据受收集过程中适当避免过重的理论承诺(theoretical commitment)给予人工智能一定的自由度，进行超越现有理论的数据收集[161]。然而，数据归纳、清理和分析时选择要依靠经过验证的知识体系和现有的理论基础，从而超越单纯的定量分析方法。最后，一个理论框架应该被用来规范大数据分析，用于指导对大数据分析方法和技术的选择。分析方法的选择应当基于给定的数据、清晰的研究问题和模型假设。如果缺乏理论框架的指导，分析技术的选择可能会主要基于工具可用性、研究人员本身的经验偏差，对利益相关者的友好等等，从而导致研究结论失真。同时，与传统的实验室研究相比，大数据的异质性使研究人员可以控制更多的理论相关变量，如时间、地点或人口密度等。因此，在智能化的心理学研究进程中合并理论驱动与数据驱动的实验设计应是未来发展的方向。

3.2 大数据研究的样本有偏性

由于大数据研究中缺乏必要的样本设计，从而导致目前许多大数据研究样本存在偏差。虽然大数据在数据量上远大于传统研究中的样本量，但其并不等同与被试总体，它仍有可能存在样本偏差。例如在社交媒体上的言论可能也只是在社交媒体平台上才会出现的[162]，互联网中活跃的用户与不活跃的用户本身便存在心理特质的差异。同时，不同的社交媒体平台本身也限制了样本的特点，导致样本无法反映整体人群[163]。除此之外，在分析方法上，大数据研究的数据偏差也会对结果造成影响。例如，电子健康记录数据的生成往往是在监督下进行的，使得生成的数据偏向于预测目标。另外，深度学习模型目前还不能明确地捕捉不确定性，这一事实给数据和标签的迁移学习带来了挑战。这使得模型在处理底层数据分布中的变化时鲁棒性低[164]。利用深度学习预测人类社会行为虽然可行，但是这种方法受限于数据。由于我们缺少极端或场景下行为的数据资料，利用这种方法研究人类社会行为目前还只囿于日常行为方面。而特殊的社会心理行为现象目前还是需要通过传统的社会行为实验设计来完成。而这些问题也是未来的研究需要去解决的。

新技术与分析方法的出现为心理学研究带来了新的方向，同样与新技术相关的一系列问题也接踵而至。例如，语音分析技术为基于语音的心理特质分析提供了可能，但目前仍难以解决语音特征与语音内容的依赖性[137]，未来的相关研究还需要更精细的语音特征提取，提取

受话语内容影响的指标。利用人工智能分析面部特征进行人格测评具备可行性，但目前的测评准确率还不足以实际应用，未来的相关研究仍需要细化面部特征，进一步提高测评准确性。利用 VR 技术开发更具生态效度的认知能力测评系统具有可行性。然而，基于 VR 的测量相较于传统的测量范式具有较高的上手难度，可能会降低被试在测量中的表现[96]，同时，现有的 VR 测量系统在人机交互上依旧不够成熟[91]，测评设备的局限性也降低了测量的效度，除此之外，VR 测评过长的测量时长亦会对测评结果产生影响[89]，这些都是 VR 测评研究未来需要解决的问题。

4 结论

随着前沿技术的发展，心理学智能化的趋势逐渐出现，人工智能与心理学各个领域研究的结合也越来越紧密。在数据收集方面，人工智能技术革新了心理学数据采集方式。更具生态效度和互动性的虚拟现实实验范式数据、基于智能手机和可穿戴设备收集的日常行为数据、智能算法强化的脑成像以及基于物联网技术的实时多模态数据正逐渐成为心理学研究者更青睐的分析数据。在数据分析方面，人工智能深度学习算法极大拓宽了心理学研究的数据分析模式和效率，在传统的分析方法之外，深度学习算法、自然语言处理技术、音视频数据的语音分析和视觉分析算法以及融合多模态数据的卷积神经网络多模态数据建模等逐渐被用于解决心理学研究问题。

数据采集与分析方法的革新已经为心理学研究带来了新的发展，解决了许多过去传统方法难以回答的心理学难题。虽然目前人工智能方法在心理学的应用仍存在许多问题，包括过度依赖数据而导致研究结论失真，缺乏必要抽样设计而导致数据样本有偏等。但可以预见随着心理学与人工智能进一步结合，智能化心理学研究范式的充分完善，心理学各个领域的研究均能得到实质性发展。

参考文献：

[1] Fernald LD. Psychology: Six perspectives .12 - 15. Thousand Oaks, *CA: Sage Publications*, 2008.
[2] Birbaumer N, Weber C, Neuper C, Buch E, Haapen K, Cohen L. Physiological regulation of thinking: brain-computer interface (BCI) research. *Prog Brain Res*. 2006;159:369-391. doi:10.1016/S0079-6123(06)59024-7
[3] Bamdad M, Zarshenas H, Auais MA. Application of BCI systems in neurorehabilitation: a scoping review. *Disabil Rehabil Assist Technol*. 2015;10(5):355-364. doi:10.3109/17483107.2014.961569
[4] Slutzky MW. Brain-Machine Interfaces: Powerful Tools for Clinical Treatment and Neuroscientific Investigations. *Neuroscientist*. 2019;25(2):139-154. doi:10.1177/1073858418775355
[5] Baranauskas G. What limits the performance of current invasive brain machine interfaces?. *Front Syst Neurosci*. 2014;8:68. Published 2014 Apr 29. doi:10.3389/fnsys.2014.00068
[6] Collinger JL, Gaunt RA, Schwartz AB. Progress towards restoring upper limb movement and sensation through intracortical brain-computer interfaces. Current Opinion in Biomedical Engineering. 2018 Dec 1;8:84-92.
[7] Li M, Cui Y, Hao D, Yang J. An adaptive feature extraction method in BCI-based rehabilitation. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems. 2015 Jan 1;28(2):525-35.
[8] Bell CJ, Shenoy P, Chalodhorn R, Rao RP. Control of a humanoid robot by a noninvasive brain-computer interface in humans. *J Neural Eng*. 2008;5(2):214-220. doi:10.1088/1741-2560/5/2/012
[9] Darestani MZ, Chaudhari AS, Heckel R. Measuring robustness in deep learning based compressive sensing. InInternational Conference on Machine Learning 2021 Jul 1 (pp. 2433-2444). PMLR.
[10] Zhu G, Jiang B, Tong L, Xie Y, Zaharchuk G, Wintermark M. Applications of Deep Learning to Neuro-Imaging Techniques. *Front Neurol*. 2019;10:869. Published 2019 Aug 14. doi:10.3389/fneur.2019.00869
[11] McCormick DA, Nestvogel DB, He BJ. Neuromodulation of Brain State and Behavior. *Annu Rev Neurosci*. 2020;43:391-415. doi:10.1146/annurev-neuro-100219-105424
[12] Read J, Bentall R. The effectiveness of electroconvulsive therapy: a literature review. *Epidemiol Psichiatr Soc*. 2010;19(4):333-347. doi:10.1017/s1121189x00000671
[13] Taylor SF, Bhati MT, Dubin MJ, et al. A naturalistic, multi-site study of repetitive transcranial magnetic stimulation therapy for depression. *J Affect Disord*. 2017;208:284-290. doi:10.1016/j.jad.2016.08.049
[14] Henry R, Deckert M, Guruviah V, Schmidt B. Review of neuromodulation techniques and technological limitations. IETE Technical Review. 2016 Jul 3;33(4):368-77.
[15] Cole EJ, Stimpson KH, Bentzley BS, et al. Stanford Accelerated Intelligent Neuromodulation Therapy for Treatment-Resistant Depression. *Am J Psychiatry*. 2020;177(8):716-726. doi:10.1176/appi.ajp.2019.19070720
[16] Phillips AL, Cole EJ, Bentzley BS, Stimpson KH, Nejad R, Tischler C, Barmak F, Veerapal C, Khan N, Cherian K, Felber E. Stanford Accelerated Intelligent Neuromodulation Therapy (SAINT-TRD) induces rapid remission from treatment-resistant depression in a double-blinded, randomized, and controlled trial. Brain Stimulation: Basic, Translational, and Clinical Research in Neuromodulation. 2020 Nov 1;13(6):1859-60.
[17] Williams NR, Sudheimer KD, Cole EJ, et al. Accelerated neuromodulation therapy for Obsessive-Compulsive Disorder. *Brain Stimul*. 2021;14(2):435-437. doi:10.1016/j.brs.2021.02.013
[18] Hochberg LR, Bacher D, Jarosiewicz B, et al. Reach and grasp by people with tetraplegia using a neurally controlled robotic arm. *Nature*. 2012;485(7398):372-375. Published 2012 May 16. doi:10.1038/nature11076
[19] Collinger JL, Wodlinger B, Downey JE, et al. High-performance neuroprosthetic control by an individual with tetraplegia. *Lancet*. 2013;381(9866):557-564. doi:10.1016/S0140-6736(12)61816-9
[20] Hübner D, Verhoeven T, Schmid K, Müller KR, Tangermann M, Kindermans PJ. Learning from label proportions in brain-computer interfaces: Online unsupervised learning with guarantees. *PLoS One*. 2017;12(4):e0175856. Published 2017 Apr 13. doi:10.1371/journal.pone.0175856
[21] Nurse ES, Karoly PJ, Grayden DB, Freestone DR. A Generalizable Brain-Computer Interface (BCI) Using Machine Learning for Feature Discovery. *PLoS One*. 2015;10(6):e0131328. Published 2015 Jun 26. doi:10.1371/journal.pone.0131328

[22] Allport, G. W. The historical background of social psychology. In G. Lindzey and E. Aronson (ed.). *The Handbook of Social Psychology*. 1985 New York: McGraw Hill. p. 5.
[23] Zoumpourlis V, Goulielmaki M, Rizos E, Baliou S, Spandidos DA. [Comment] The COVID19 pandemic as a scientific and social challenge in the 21st century. *Mol Med Rep*. 2020;22(4):3035-3048. doi:10.3892/mmr.2020.11393
[24] Dong Y, Chen H, Tang X, Qian W, Zhou A. Prediction of social mood on Chinese societal risk perception. In2015 International conference on behavioral, Economic and Socio-cultural Computing (BESC) 2015 (pp. 102-108). IEEE.
[25] Ren X, Xiang Y, Zhou Y, & Zhu T. Individualism/collectivism Map of China Based on Weibo. *Journal of Inner Mongolia Normal University (Philosophy & Social Science),* 2017; 46(6), 59–46.
[26] Hernández-García I, Giménez-Júlvez T. Characteristics of YouTube Videos in Spanish on How to Prevent COVID-19. *Int J Environ Res Public Health*. 2020;17(13):4671. Published 2020 Jun 29. doi:10.3390/ijerph17134671
[27] Yu L, Jiang W, Ren Z, Xu S, Zhang L, Hu X. Detecting changes in attitudes toward depression on Chinese social media: A text analysis [published correction appears in J Affect Disord. 2021 Feb 15;281:994-995]. *J Affect Disord*. 2021;280(Pt A):354-363. doi:10.1016/j.jad.2020.11.040
[28] Rossouw S, Greyling T. Big data and happiness. *Springer International Publishing*; 2020.
[29] Joubert A, Murawski M, Bühler J, Bick M. Happiness and Big Data–Theoretical Foundation and Empirical Insights for Africa. InConference on e-Business, e-Services and e-Society 2020 Apr 6 (pp. 443-455). Springer, Cham.
[30] Zimbardo PG, Haney C, Banks WC, Jaffe D. The Stanford prison experiment. Zimbardo, Incorporated; 1971.
[31] Milgram S. Behavioral Study Of Obedience. *J Abnorm Psychol*. 1963; 67:371-378. doi:10.1037/h0040525
[32] Asch SE. Effects of group pressure upon the modification and distortion of judgments. Organizational influence processes. 1951;58:295-303.
[33] Zimbardo PG. On rethinking the psychology of tyranny: the BBC prison study. *Br J Soc Psychol*. 2006;45(Pt 1):47-53. doi:10.1348/014466605X81720
[34] Vondrick C, Pirsiavash H, Torralba A. Anticipating visual representations from unlabeled video. InProceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition 2016 (pp. 98-106).
[35] Michie S, Thomas J, Mac Aonghusa P, et al. The Human Behaviour-Change Project: An artificial intelligence system to answer questions about changing behaviour. *Wellcome Open Res*. 2020;5:122. Published 2020 Jun 10. doi:10.12688/wellcomeopenres.15900.1
[36] Pan W, Wang RJ, Dai WQ, et al. China Public Psychology Analysis About COVID-19 Under Considering Sina Weibo Data. *Front Psychol*. 2021;12:713597. Published 2021 Sep 8. doi:10.3389/fpsyg.2021.713597
[37] Huang F, Ding H, Liu Z, et al. How fear and collectivism influence public's preventive intention towards COVID-19 infection: a study based on big data from the social media. *BMC Public Health*. 2020; 20(1):1707. Published 2020 Nov 16. doi:10.1186/s12889-020-09674-6
[38] Haugtvedt, C. P., Herr, P. M., & Kardes, F. R. (Eds.). *Handbook of consumer psychology*. Routledge. 2018
[39] Sterne, J. *Artificial intelligence for marketing: practical applications*. John Wiley & Sons.2017
[40] Afolabi IT, Oladipupo O, Worlu RE, Akinyemi IO. A systematic review of consumer behaviour prediction studies. Covenant Journal of Business and Social Sciences. 2016 Dec 30;7(1).
[41] Srivastava G, Singh N. Artificial intelligence to predict consumer behaviour: A literature survey. Recent Trends in Communication and Electronics. 2021 Jun 29:367-71.
[42] Prasad B, Ghosal I. Forecasting buying intention through artificial neural network: an algorithmic solution on direct-to-consumer brands. FIIB Business Review. 2021:23197145211046126.
[43] Yin H, Wang Y, Li Q, Xu W, Yu Y, Zhang T. A network-enhanced prediction method for automobile purchase classification using deep learning. PACIS 2018 Proceedings. 2018; 111.
[44] Gkikas DC, Theodoridis PK. AI in Consumer Behavior. InAdvances in Artificial Intelligence-based Technologies 2022 (pp. 147-176). Springer, Cham.
[45] André Q, Carmon Z, Wertenbroch K, Crum A, Frank D, Goldstein W, Huber J, Van Boven L, Weber B, Yang H. Consumer choice and autonomy in the age of artificial intelligence and big data. Customer needs and solutions. 2018 Mar;5(1):28-37.
[46] Kumar T, Trakru M. The colossal impact of artificial intelligence. E-commerce: statistics and facts. Int. Res. J. Eng. Technol.(IRJET). 2020;6:570-2.

[47] Lv, W., Yang, Y., & Zhang, Y. Effects of consumers' perceived personalization on their click-through intention under AI personalized recommendations. *J. Manag. Sci*., 2020; 33, 44–57
[48] Wu, J., Yu, H., Zhu, Y., & Zhang, X. Impact of artificial intelligence recommendation on consumers' willingness to Adopt. *J. Manag. Sci,* 2020; 33, 29–43.
[49] Song, X. & He, X. The effect of artificial intelligence pricing on consumers' perceived price fairness. *J. Manag. Sci*, 2020; 33, 3–16.
[50] Fan S, Lau RY, Zhao JL. Demystifying big data analytics for business intelligence through the lens of marketing mix. Big Data Research. 2015 Mar 1;2(1):28-32.
[51] Kliestik T, Kovalova E, Lăzăroiu G. Cognitive decision-making algorithms in data-driven retail intelligence: Consumer sentiments, choices, and shopping behaviors. Journal of Self-Governance and Management Economics. 2022;10(1):30-42.
[52] Ameen N, Hosany S, Tarhini A. Consumer interaction with cutting-edge technologies: Implications for future research. Computers in Human Behavior. 2021 Jul 1;120:106761.
[53] Shah SA, Mushtaq S, Naseer MN, Ahmad A, Sharma G, & Kovur H. A textbook of psychopathology. *RED'SHINE Publication*. Pvt. Ltd. 2017
[54] Mistry S, Harrison JR, Smith DJ, Escott-Price V, Zammit S. The use of polygenic risk scores to identify phenotypes associated with genetic risk of bipolar disorder and depression: A systematic review. *J Affect Disord*. 2018;234:148-155. doi:10.1016/j.jad.2018.02.005
[55] Kwong ASF, Morris TT, Pearson RM, et al. Polygenic risk for depression, anxiety and neuroticism are associated with the severity and rate of change in depressive symptoms across adolescence. *J Child Psychol Psychiatry*. 2021;62(12):1462-1474. doi:10.1111/jcpp.13422
[56] Xiong HY, Alipanahi B, Lee LJ, et al. RNA splicing. The human splicing code reveals new insights into the genetic determinants of disease. *Science*. 2015;347(6218):1254806. doi:10.1126/science.1254806
[57] Uddin M, Wang Y, Woodbury-Smith M. Artificial intelligence for precision medicine in neurodevelopmental disorders. *NPJ Digit Med*. 2019;2:112. Published 2019 Nov 21. doi:10.1038/s41746-019-0191-0
[58] Wang Y, Kung L, Byrd TA. Big data analytics: Understanding its capabilities and potential benefits for healthcare organizations. Technological forecasting and social change. 2018 Jan 1;126:3-13.
[59] Richesson RL, Sun J, Pathak J, Kho AN, Denny JC. Clinical phenotyping in selected national networks: demonstrating the need for high-throughput, portable, and computational methods. Artificial intelligence in medicine. 2016 Jul 1;71:57-61.
[60] Nemesure MD, Heinz MV, Huang R, Jacobson NC. Predictive modeling of depression and anxiety using electronic health records and a novel machine learning approach with artificial intelligence. *Sci Rep*. 2021;11(1):1980. Published 2021 Jan 21. doi:10.1038/s41598-021-81368-4
[61] Choi SB, Lee W, Yoon JH, Won JU, Kim DW. Ten-year prediction of suicide death using Cox regression and machine learning in a nationwide retrospective cohort study in South Korea. *J Affect Disord*. 2018;231:8-14. doi:10.1016/j.jad.2018.01.019
[62] Kessler RC, Bossarte RM, Luedtke A, Zaslavsky AM, Zubizarreta JR. Suicide prediction models: a critical review of recent research with recommendations for the way forward. *Mol Psychiatry*. 2020;25(1):168-179. doi:10.1038/s41380-019-0531-0
[63] Simon GE, Johnson E, Lawrence JM, et al. Predicting Suicide Attempts and Suicide Deaths Following Outpatient Visits Using Electronic Health Records. *Am J Psychiatry*. 2018;175(10):951-960. doi:10.1176/appi.ajp.2018.17101167
[64] Jackson RG, Patel R, Jayatilleke N, Kolliakou A, Ball M, Gorrell G, Roberts A, Dobson RJ, Stewart R. Natural language processing to extract symptoms of severe mental illness from clinical text: the Clinical Record Interactive Search Comprehensive Data Extraction (CRIS-CODE) project. BMJ open. 2017 Jan 1;7(1):e012012.
[65] Salathé M. Digital epidemiology: what is it, and where is it going?. Life sciences, society and policy. 2018 Dec;14(1):1-5.
[66] Wald R, Khoshgoftaar TM, Napolitano A, Sumner C. Using Twitter content to predict psychopathy. In 2012 11th International Conference on Machine Learning and Applications 2012 Dec 12 (Vol. 2, pp. 394-401). IEEE.
[67] Jashinsky J, Burton SH, Hanson CL, West J, Giraud-Carrier C, Barnes MD, Argyle T. Tracking suicide risk factors through Twitter in the US. Crisis: The Journal of Crisis Intervention and Suicide Prevention. 2014;35(1):51.
[68] Ricard BJ, Marsch LA, Crosier B, Hassanpour S. Exploring the utility of community-generated social media content for detecting depression: an analytical study on Instagram. *Journal of medical*

Internet research. 2018 Dec 6;20(12):e11817.
[69] Liu M, Xue J, Zhao N, Wang X, Jiao D, Zhu T. Using Social Media to Explore the Consequences of Domestic Violence on Mental Health. *J Interpers Violence*. 2021;36(3-4):NP1965-1985NP. doi:10.1177/0886260518757756
[70] Li J, Xu Q, Cuomo R, Purushothaman V, Mackey T. Data Mining and Content Analysis of the Chinese Social Media Platform Weibo During the Early COVID-19 Outbreak: Retrospective Observational Infoveillance Study. *JMIR Public Health Surveill*. 2020;6(2):e18700. Published 2020 Apr 21. doi:10.2196/18700
[71] Thorstad R, Wolff P. Predicting future mental illness from social media: A big-data approach. *Behav Res Methods*. 2019;51(4):1586-1600. doi:10.3758/s13428-019-01235-z
[72] Tabachnick, B.G. & Fidell, L.S. *Using Multivariate Analysis*. Boston: Allyn and Bacon, 2001
[73] Raad, B. D. E., & Perugini, M. E. *Big five factor assessment: Introduction*. Hogrefe & Huber, Publishers. 2002
[74] Teymoori A, Real R, Gorbunova A, et al. Measurement invariance of assessments of depression (PHQ-9) and anxiety (GAD-7) across sex, strata and linguistic backgrounds in a European-wide sample of patients after Traumatic Brain Injury. *J Affect Disord*. 2020;262:278-285. doi:10.1016/j.jad.2019.10.035
[75] Robins RW, John OP. The quest for self-insight: Theory and research on accuracy and bias in self-perception. InHandbook of personality psychology 1997 Jan 1 (pp. 649-679). Academic Press.
[76] Kihlstrom JF, Eich E, Sandbrand D, Tobias BA. Emotion and memory: Implications for self-report. InThe science of self-report 1999 Aug 1 (pp. 93-112). Psychology Press.
[77] 潘逸沁, 骆方. 社会称许性反应的测量与控制. 心理科学进展. 2017;25(10):1664-74.
[78] Ziemnik RE, Suchy Y. Ecological validity of performance-based measures of executive functions: Is face validity necessary for prediction of daily functioning?. *Psychol Assess*. 2019;31(11):1307-1318. doi:10.1037/pas0000751
[79] Parsons TD, Carlew AR, Magtoto J, Stonecipher K. The potential of function-led virtual environments for ecologically valid measures of executive function in experimental and clinical neuropsychology. *Neuropsychol Rehabil*. 2017;27(5):777-807. doi:10.1080/09602011.2015.1109524
[80] Jacobson NC, Summers B, Wilhelm S. Digital Biomarkers of Social Anxiety Severity: Digital Phenotyping Using Passive Smartphone Sensors. *J Med Internet Res*. 2020;22(5):e16875. Published 2020 May 29. doi:10.2196/16875
[81] Polzehl T, Möller S, Metze F. Automatically assessing personality from speech. In2010 IEEE fourth international conference on semantic computing 2010 Sep 22 (pp. 134-140). IEEE.
[82] Zhu Y, Shang Y, Shao Z, Guo G. Automated depression diagnosis based on deep networks to encode facial appearance and dynamics. IEEE Transactions on Affective Computing. 2017 Jan 10;9(4):578-84.
[83] Schultebraucks K, Yadav V, Shalev AY, Bonanno GA, Galatzer-Levy IR. Deep learning-based classification of posttraumatic stress disorder and depression following trauma utilizing visual and auditory markers of arousal and mood. *Psychol Med*. 2022;52(5):957-967. doi:10.1017/S0033291720002718
[84] Plotnik M, Ben-Gal O, Doniger GM, et al. Multimodal immersive trail making-virtual reality paradigm to study cognitive-motor interactions. *J Neuroeng Rehabil*. 2021;18(1):82. Published 2021 May 17. doi:10.1186/s12984-021-00849-9
[85] Henry M, Joyal CC, Nolin P. Development and initial assessment of a new paradigm for assessing cognitive and motor inhibition: the bimodal virtual-reality Stroop. *J Neurosci Methods*. 2012;210(2):125-131. doi:10.1016/j.jneumeth.2012.07.025
[86] Parsons TD, Courtney CG, Dawson ME. Virtual reality Stroop task for assessment of supervisory attentional processing. *J Clin Exp Neuropsychol*. 2013;35(8):812-826. doi:10.1080/13803395.2013.824556
[87] Cohen JR, Asarnow RF, Sabb FW, et al. Decoding continuous variables from neuroimaging data: basic and clinical applications. *Front Neurosci*. 2011;5:75. Published 2011 Jun 15. doi:10.3389/fnins.2011.00075
[88] Shine JM, Matar E, Ward PB, et al. Differential neural activation patterns in patients with Parkinson's disease and freezing of gait in response to concurrent cognitive and motor load. *PLoS One*. 2013;8(1):e52602. doi:10.1371/journal.pone.0052602
[89] Josman N, Kizony R, Hof E, Goldenberg K, Weiss PL, Klinger E. Using the virtual action planning-supermarket for evaluating executive functions in people with stroke. *J Stroke Cerebrovasc Dis*. 2014;23(5):879-887. doi:10.1016/j.jstrokecerebrovasdis.2013.07.013
[90] Jovanovski D, Zakzanis K, Campbell Z, Erb S, Nussbaum D. Development of a novel, ecologically oriented virtual reality measure of executive function: the Multitasking in the City Test. *Appl Neuropsychol Adult*. 2012;19(3):171-182. doi:10.1080/09084282.2011.643955

[91] Besnard J, Richard P, Banville F, et al. Virtual reality and neuropsychological assessment: The reliability of a virtual kitchen to assess daily-life activities in victims of traumatic brain injury. *Appl Neuropsychol Adult*. 2016;23(3):223-235. doi:10.1080/23279095.2015.1048514
[92] 龚燕, 刘新宇, 舒玲玲, 赵梦歌, 徐速. 基于虚拟现实技术的儿童空间认知能力试验研究. Advances in Psychology. 2020 Nov 9;10:1719.
[93] Keefe RS, Davis VG, Atkins AS, Vaughan A, Patterson T, Narasimhan M, Harvey PD. Validation of a computerized test of functional capacity. Schizophrenia research. 2016 Aug 1;175(1-3):90-6.
[94] de-Juan-Ripoll C, Llanes-Jurado J, Giglioli IA, Marín-Morales J, Alcañiz M. An immersive virtual reality game for predicting risk taking through the use of implicit measures. Applied Sciences. 2021 Jan 17;11(2):825.
[95] Dechant M.J, Frommel J, Mandryk R. Assessing social anxiety through digital biomarkers embedded in a gaming task. InProceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems 2021 May 6 (pp. 1-15).
[96] Neguţ A, Matu SA, Sava FA, David D. Task difficulty of virtual reality-based assessment tools compared to classical paper-and-pencil or computerized measures: A meta-analytic approach. Computers in Human Behavior. 2016 Jan 1;54:414-24.
[97] Chittaranjan G, Blom J, Gatica-Perez D. Mining large-scale smartphone data for personality studies. Personal and Ubiquitous Computing. 2013 Mar;17(3):433-50.
[98] Ai P, Liu Y, Zhao X. Big Five personality traits predict daily spatial behavior: Evidence from smartphone data. Personality and Individual Differences. 2019 Sep 1;147:285-91.
[99] Stachl C, Au Q, Schoedel R, Gosling SD, Harari GM, Buschek D, Völkel ST, Schuwerk T, Oldemeier M, Ullmann T, Hussmann H. Predicting personality from patterns of behavior collected with smartphones. Proceedings of the National Academy of Sciences. 2020 Jul 28;117(30):17680-7.
[100] Wang K, Varma DS, Prosperi M. A systematic review of the effectiveness of mobile apps for monitoring and management of mental health symptoms or disorders. *J Psychiatr Res*. 2018;107:73-78. doi:10.1016/j.jpsychires.2018.10.006
[101] Silva GA. A New Frontier: The Convergence of Nanotechnology, Brain Machine Interfaces, and Artificial Intelligence. *Front Neurosci*. 2018;12:843. Published 2018 Nov 16. doi:10.3389/fnins.2018.00843
[102] Boyle AJ, Gaudet VC, Black SE, Vasdev N, Rosa-Neto P, Zukotynski KA. Artificial intelligence for molecular neuroimaging. *Ann Transl Med*. 2021;9(9):822. doi:10.21037/atm-20-6220
[103] Hashimoto F, Ohba H, Ote K, Kakimoto A, Tsukada H, Ouchi Y. 4D deep image prior: dynamic PET image denoising using an unsupervised four-dimensional branch convolutional neural network. *Phys Med Biol*. 2021;66(1):015006. Published 2021 Jan 14. doi:10.1088/1361-6560/abcd1a
[104] Gong K, Guan J, Liu CC, Qi J. PET Image Denoising Using a Deep Neural Network Through Fine Tuning. *IEEE Trans Radiat Plasma Med Sci*. 2019;3(2):153-161. doi:10.1109/TRPMS.2018.2877644
[105] Song TA, Chowdhury SR, Yang F, Dutta J. Super-Resolution PET Imaging Using Convolutional Neural Networks. *IEEE Trans Comput Imaging*. 2020;6:518-528. doi:10.1109/tci.2020.2964229
[106] Liu CC, Huang HM. Partial-ring PET image restoration using a deep learning based method. *Phys Med Biol*. 2019;64(22):225014. Published 2019 Nov 21. doi:10.1088/1361-6560/ab4aa9
[107] Mahmoudi A, Takerkart S, Regragui F, Boussaoud D, Brovelli A. Multivoxel pattern analysis for FMRI data: a review. *Comput Math Methods Med*. 2012;2012:961257. doi:10.1155/2012/961257
[108] Cortese A, Tanaka SC, Amano K, et al. The DecNef collection, fMRI data from closed-loop decoded neurofeedback experiments. *Sci Data*. 2021;8(1):65. Published 2021 Feb 23. doi:10.1038/s41597-021-00845-7
[109] Rose K, Eldridge S, Chapin L. The internet of things: An overview. The internet society (ISOC). 2015 Oct 15;80:1-50.
[110] Debie E, Fernandez Rojas R, Fidock J, et al. Multimodal Fusion for Objective Assessment of Cognitive Workload: A Review. *IEEE Trans Cybern*. 2021;51(3):1542-1555. doi:10.1109/TCYB.2019.2939399
[111] Goldberg P, Sümer Ö, Stürmer K, Wagner W, Göllner R, Gerjets P, Kasneci E, Trautwein U. Attentive or not? Toward a machine learning approach to assessing students' visible engagement in classroom instruction. Educational Psychology Review. 2021 Mar;33(1):27-49.
[112] Gellman MD, editor. Encyclopedia of behavioral medicine. Cham: Springer International Publishing; 2020.
[113] Boucsein, W. Electrodermal activity, NewYork, NY: Plenum Press. 2012
[114] Wen W, Liu G, Mao ZH, Huang W, Zhang X, Hu H, Yang J, Jia W. Toward constructing a real-time social anxiety evaluation system: Exploring effective heart rate features. IEEE transactions on affective computing. 2018 Jan 11;11(1):100-10.
[115] Sano A, Taylor S, McHill AW, Phillips AJ, Barger LK, Klerman E, Picard R. Identifying

objective physiological markers and modifiable behaviors for self-reported stress and mental health status using wearable sensors and mobile phones: observational study. Journal of medical Internet research. 2018 Jun 8;20(6):e9410.
[116] Kleiman E, Millner AJ, Joyce VW, Nash CC, Buonopane RJ, Nock MK. Using Wearable Physiological Monitors With Suicidal Adolescent Inpatients: Feasibility and Acceptability Study. *JMIR Mhealth Uhealth*. 2019;0(0):e0. Published 2019 Sep 24. doi:10.2196/13725
[117] Kleiman EM, Bentley KH, Maimone JS, et al. Can passive measurement of physiological distress help better predict suicidal thinking?. *Transl Psychiatry*. 2021;11(1):611. Published 2021 Dec 2. doi:10.1038/s41398-021-01730-y
[118] Mahendran N, Vincent DR, Srinivasan K, et al. Sensor-Assisted Weighted Average Ensemble Model for Detecting Major Depressive Disorder. *Sensors (Basel)*. 2019;19(22):4822. Published 2019 Nov 6. doi:10.3390/s19224822
[119] Lin LC, Ouyang CS, Chiang CT, Wu RC, Yang RC. Quantitative analysis of movements in children with attention-deficit hyperactivity disorder using a smart watch at school. Applied Sciences. 2020 Jun 15;10(12):4116.
[120] Schaich CL, Malaver D, Chen H, et al. Association of Heart Rate Variability With Cognitive Performance: The Multi-Ethnic Study of Atherosclerosis. *J Am Heart Assoc*. 2020;9(7):e013827. doi:10.1161/JAHA.119.013827
[121] Forte G, Favieri F, Casagrande M. Heart Rate Variability and Cognitive Function: A Systematic Review. *Front Neurosci*. 2019;13:710. Published 2019 Jul 9. doi:10.3389/fnins.2019.00710
[122] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015;521(7553):436-444. doi:10.1038/nature14539
[123] Wang J, Yang Y, Wang T, Sherratt RS, Zhang J. Big data service architecture: a survey. Journal of Internet Technology. 2020 Mar 1;21(2):393-405.
[124] Drosos D, Tsotsolas N, Chalikias M, Skordoulis M, Koniordos M. A survey on the use of social networking sites in Greece. Creativity in Intelligent, Technologies and Data Science. 2015 Sep:556-70.
[125] Yarkoni T, Westfall J. Choosing Prediction Over Explanation in Psychology: Lessons From Machine Learning. *Perspect Psychol Sci*. 2017;12(6):1100-1122. doi:10.1177/1745691617693393
[126] Zheng Q, Guo Y, Wang Z, Andrasik F, Kuang Z, Li J, Xu S, Hu X. Exploring Weibo users' attitudes toward lesbians and gays in Mainland China: A natural language processing and machine learning approach. Computers in Human Behavior. 2022 Feb 1;127:107021.
[127] Xu L, Li L, Jiang Z, Sun Z, Wen X, Shi J, Sun R, Qian X. A novel emotion lexicon for chinese emotional expression analysis on weibo: using grounded theory and semi-automatic methods. IEEE Access. 2020 Jul 14;9:92757-68.
[128] Tung C, Lu W. Analyzing depression tendency of web posts using an event-driven depression tendency warning model. Artificial Intelligence in Medicine. 2016 Jan 1;66:53-62.
[129] Cheng Y, Zhang J, Wei W, Zhao B. Effects of urban parks on residents' expressed happiness before and during the COVID-19 pandemic. Landscape and Urban Planning. 2021 Aug 1;212:104118.
[130] Chowdhary K. Natural language processing. Fundamentals of artificial intelligence. 2020:603-49.
[131] Drisko, J. W., & Maschi, T. *Content analysis*. Pocket Guide to Social Work Re. 2016
[132] Guest, G., MacQueen, K. M., & Namey, E. E. *Applied thematic analysis*. sage publications. 2011
[133] Sumner C, Byers A, Boochever R, Park GJ. Predicting dark triad personality traits from twitter usage and a linguistic analysis of tweets. In2012 11th international conference on machine learning and applications 2012 Dec 12 (Vol. 2, pp. 386-393). IEEE.
[134] Dumais ST. Latent semantic analysis. Annu. Rev. Inf. Sci. Technol.. 2004 Feb 2;38(1):188-230.
[135] Kwantes PJ, Derbentseva N, Lam Q, Vartanian O, Marmurek HH. Assessing the Big Five personality traits with latent semantic analysis. Personality and Individual Differences. 2016 Nov 1;102:229-33.
[136] Dasigi P, Guo W, Diab M. Genre independent subgroup detection in online discussion threads: A study of implicit attitude using textual latent semantics. InProceedings of the 50th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers) 2012 Jul (pp. 65-69).
[137] Guidi A, Gentili C, Scilingo EP, Vanello N. Analysis of speech features and personality traits. Biomedical Signal Processing and Control. 2019 May 1;51:1-7.
[138] Huang KY, Wu CH, Su MH, Kuo YT. Detecting unipolar and bipolar depressive disorders from elicited speech responses using latent affective structure model. IEEE Transactions on Affective Computing. 2018 Feb 9;11(3):393-404.
[139] Williamson JR, Young D, Nierenberg AA, Niemi J, Helfer BS, Quatieri TF. Tracking depression severity from audio and video based on speech articulatory coordination. Computer Speech & Language.

2019 May 1;55:40-56.
[140] Yang L, Jiang D, Sahli H. Feature augmenting networks for improving depression severity estimation from speech signals. IEEE Access. 2020 Jan 30;8:24033-45.
[141] Pound N, Penton-Voak IS, Brown WM. Facial symmetry is positively associated with self-reported extraversion. Personality and Individual Differences. 2007 Oct 1;43(6):1572-82.
[142] Setyadi AD, Harsono T, Wasista S. Human character recognition application based on facial feature using face detection. In2015 International Electronics Symposium (IES) 2015 Sep 29 (pp. 263-267). IEEE.
[143] Kachur A, Osin E, Davydov D, Shutilov K, Novokshonov A. Assessing the Big Five personality traits using real-life static facial images. *Sci Rep*. 2020;10(1):8487. Published 2020 May 22. doi:10.1038/s41598-020-65358-6
[144] Zhao N, Zhang Z, Wang Y, et al. See your mental state from your walk: Recognizing anxiety and depression through Kinect-recorded gait data. *PLoS One*. 2019;14(5):e0216591. Published 2019 May 22. doi:10.1371/journal.pone.0216591
[145] Wang T, Li C, Wu C, Zhao C, Sun J, Peng H, Hu X, Hu B. A gait assessment framework for depression detection using kinect sensors. IEEE Sensors Journal. 2020 Sep 7;21(3):3260-70.
[146] Indrarathne B, Kormos J. The role of working memory in processing L2 input: Insights from eye-tracking. Bilingualism: Language and Cognition. 2018 Mar;21(2):355-74.
[147] Armstrong T, Olatunji BO. Eye tracking of attention in the affective disorders: a meta-analytic review and synthesis. *Clin Psychol Rev*. 2012;32(8):704-723. doi:10.1016/j.cpr.2012.09.004
[148] Eckstein MK, Guerra-Carrillo B, Miller Singley AT, Bunge SA. Beyond eye gaze: What else can eyetracking reveal about cognition and cognitive development?. *Dev Cogn Neurosci*. 2017;25:69-91. doi:10.1016/j.dcn.2016.11.001
[149] Liang N, Yang J, Yu D, et al. Using eye-tracking to investigate the effects of pre-takeover visual engagement on situation awareness during automated driving. *Accid Anal Prev*. 2021;157:106143. doi:10.1016/j.aap.2021.106143
[150] SALVONI S. Development of a deep-learning algorithm for autonomy evaluation in children with autism from RGB-D videos.
[151] Deng Q, Wu Z. Students’ attention assessment in elearning based on machine learning. InIOP Conference Series: Earth and Environmental Science 2018 Dec 1 (Vol. 199, No. 3, p. 032042). IOP Publishing.
[152] Summaira J, Li X, Shoib AM, Li S, Abdul J. Recent Advances and Trends in Multimodal Deep Learning: A Review. arXiv preprint arXiv:2105.11087. 2021 May 24.
[153] Niemann M, Prange A, Sonntag D. Towards a multimodal multisensory cognitive assessment framework. In2018 IEEE 31st International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS) 2018 Jun 18 (pp. 24-29). IEEE.
[154] Fleck DE, Ernest N, Adler CM, et al. Prediction of lithium response in first-episode mania using the LITHium Intelligent Agent (LITHIA): Pilot data and proof-of-concept. *Bipolar Disord*. 2017;19(4):259-272. doi:10.1111/bdi.12507
[155] Simon GE, Perlis RH. Personalized medicine for depression: can we match patients with treatments?. *Am J Psychiatry*. 2010;167(12):1445-1455. doi:10.1176/appi.ajp.2010.09111680
[156] Brodey BB, Girgis RR, Favorov OV, et al. The Early Psychosis Screener for Internet (EPSI)-SR: Predicting 12 month psychotic conversion using machine learning. *Schizophr Res*. 2019;208:390-396. doi:10.1016/j.schres.2019.01.015
[157] Lee Y, Ragguett RM, Mansur RB, et al. Applications of machine learning algorithms to predict therapeutic outcomes in depression: A meta-analysis and systematic review [published correction appears in J Affect Disord. 2020 Sep 1;274:1211-1215]. *J Affect Disord*. 2018;241:519-532. doi:10.1016/j.jad.2018.08.073
[158] Mitchell L, Frank MR, Harris KD, Dodds PS, Danforth CM. The geography of happiness: connecting twitter sentiment and expression, demographics, and objective characteristics of place. *PLoS One*. 2013;8(5):e64417. Published 2013 May 29. doi:10.1371/journal.pone.0064417
[159] Ginsberg J, Mohebbi MH, Patel RS, Brammer L, Smolinski MS, Brilliant L. Detecting influenza epidemics using search engine query data. *Nature*. 2009;457(7232):1012-1014. doi:10.1038/nature07634
[160] Lazer D, Kennedy R, King G, Vespignani A. Big data. The parable of Google Flu: traps in big data analysis. *Science*. 2014;343(6176):1203-1205. doi:10.1126/science.1248506
[161] Elragal A, Klischewski R. Theory-driven or process-driven prediction? Epistemological

challenges of big data analytics. *Journal of Big Data*. 2017 Dec;4(1):1-20.
[162] Jensen EA. Putting the methodological brakes on claims to measure national happiness through Twitter: Methodological limitations in social media analytics. *PLoS One*. 2017;12(9):e0180080. Published 2017 Sep 7. doi:10.1371/journal.pone.0180080
[163] Boyd D, Crawford K. Critical questions for big data: Provocations for a cultural, technological, and scholarly phenomenon. Information, communication & society. 2012 Jun 1;15(5):662-79.
[164] Xiao C, Choi E, Sun J. Opportunities and challenges in developing deep learning models using electronic health records data: a systematic review. *J Am Med Inform Assoc*. 2018;25(10):1419-1428. doi:10.1093/jamia/ocy068

(通讯作者: 骆方　E-mail: Luof@bnu.edu.cn)

作者贡献声明：

刘冬予：研究命题设计，文献检索、整理、总结，论文起草、最终版本修订；

屠焯然：论文最终版本修订；

骆方：研究命题的提出、设计，论文最终版本修订。